

RESEARCH ARTICLE

Open Access

Pemanfaatan Analisis Big Data Penjualan untuk Mendukung Pengambilan Keputusan Strategis di Perusahaan Distributor CV. Mayindo Jaya Sukses

Tri Waluyo^{1*}, I Gusti Ngurah Putu Dharmayasa²

^{1,2} Program Studi PJJ Manajemen, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Pendidikan Nasional, Denpasar, Indonesia.

***Correspondence email:**

twmg11983@gmail.com

Received: Month 2026

Accepted: xx Month 2026

Published: xx Month 2026

Daftar lengkap informasi penulis tersedia di akhir artikel.

Abstract

Fast-Moving Consumer Goods (FMCG) distributors generate high transaction volumes, yet sales data are often used mainly for administrative reporting rather than strategic analysis. This study analyzes sales data at CV. Mayindo Jaya Sukses to identify product-contribution concentration, performance differences across distribution areas, and monthly sales patterns. A quantitative descriptive case-study design was applied to secondary sales data from July 2025 to June 2026, covering 1,211 products/SKUs from approximately 25 principals across nine distribution areas in Bali. Data were processed in Microsoft Excel using sales aggregation, ABC/Pareto classification, regional contribution analysis, and a simple seasonal index. Forty-eight category-A products (4% of SKUs) contributed 61% of total sales, whereas 938 category-C products (77%) contributed about 7%. Denpasar and Badung jointly accounted for 55% of sales. Monthly sales reached the lowest index in March 2026 (89%) and the highest in April 2026 (113%), while June recorded 107%. The findings support differentiated inventory priorities, area-specific marketing, and time-sensitive stock planning, alongside gradual strengthening of data standardization, analytical dashboards, and business intelligence capabilities.

Keywords: Sales Analysis; ABC/Pareto; Business Intelligence; FMCG; Data Driven Decision Making

Abstrak

Perusahaan distributor Fast-Moving Consumer Goods (FMCG) menghasilkan volume transaksi tinggi, tetapi data penjualan sering lebih dominan digunakan untuk pelaporan administratif daripada analisis strategis. Penelitian ini menganalisis data penjualan CV. Mayindo Jaya Sukses untuk mengidentifikasi konsentrasi kontribusi produk, perbedaan performa antarwilayah distribusi, dan pola penjualan bulanan. Penelitian menggunakan desain studi kasus deskriptif kuantitatif berbasis data sekunder penjualan Juli 2025-Juni 2026 yang mencakup 1.211 produk/SKU dari sekitar 25 principal pada sembilan wilayah distribusi di Bali. Pengolahan menggunakan Microsoft Excel melalui agregasi penjualan, klasifikasi ABC/Pareto, analisis kontribusi wilayah, dan indeks musiman sederhana. Sebanyak 48 produk kategori A (4% SKU) menyumbang 61% total penjualan, sedangkan 938 produk kategori C (77%) hanya menyumbang sekitar 7%. Denpasar dan Badung secara gabungan menyumbang 55% penjualan. Indeks penjualan bulanan terendah terjadi pada Maret 2026 (89%) dan tertinggi pada April 2026 (113%), sedangkan Juni mencapai 107%. Temuan mendukung diferensiasi prioritas persediaan, pemasaran berbasis wilayah, dan perencanaan stok berbasis waktu, disertai penguatan bertahap pada standardisasi data, dashboard analitik, dan kapabilitas business intelligence.

Kata Kunci: Analisis Penjualan; ABC/Pareto; Business Intelligence; FMCG; Keputusan Berbasis Data



1. Pendahuluan

Industri distribusi Fast-Moving Consumer Goods (FMCG) memiliki karakteristik perputaran produk yang tinggi, ragam SKU yang luas, dan transaksi yang terjadi secara berulang pada banyak saluran pemasaran. Karakteristik tersebut membuat data penjualan menjadi sumber informasi strategis yang penting. Pada tingkat makro, besarnya ekosistem perdagangan Indonesia juga tercermin dari jumlah pelaku usaha perdagangan yang masih didominasi sektor eceran dan distributor (DataIndonesia.id, 2026). Pemberitaan mengenai kinerja ekonomi Indonesia selama 2025 turut menunjukkan bahwa perdagangan tetap menjadi salah satu sektor penting yang menopang aktivitas ekonomi nasional (Kompas, 2025a, 2025b, 2025c). Dalam kondisi tersebut, perusahaan distributor tidak cukup hanya mengandalkan rekapitulasi penjualan untuk pelaporan rutin. Data perlu diolah menjadi informasi yang dapat menjelaskan produk mana yang paling bernilai, wilayah mana yang memberikan kontribusi terbesar, kapan permintaan meningkat atau menurun, dan tindakan manajerial apa yang seharusnya diprioritaskan.

Perubahan orientasi dari keputusan berbasis intuisi menuju keputusan berbasis data sejalan dengan perkembangan business intelligence (BI), business analytics, dan big data analytics. (Neny, 2024) menunjukkan bahwa business analytics dan business intelligence berpengaruh positif terhadap optimasi operasional dan kinerja keuangan perusahaan distributor. (Nabilla, 2021) juga menunjukkan bahwa BI dapat mengubah data mentah mengenai wilayah pemasaran, reseller, dan produk menjadi informasi yang lebih mudah digunakan untuk mengevaluasi performa bisnis. Dalam konteks rantai pasok, Purnomo dan (Wibowo, 2022) menekankan bahwa big data analytics meningkatkan visibilitas informasi serta kemampuan perusahaan distribusi merespons perubahan pasar. Secara konseptual (Bahrami et al, 2022) bahwa kapabilitas analitik data dapat berkontribusi pada kinerja rantai pasok melalui penguatan resiliensi dan inovasi, sementara (Rasulong et al, 2026) menempatkan AI dan big data analytics sebagai kapabilitas digital yang semakin penting dalam penciptaan nilai pada ekosistem rantai pasok. Dengan demikian, kualitas keputusan tidak hanya ditentukan oleh ketersediaan data, tetapi juga oleh kemampuan organisasi mengolah dan menginterpretasikan data tersebut. Dalam artikel ini, istilah big data penjualan digunakan secara operasional untuk menggambarkan data transaksi yang berjumlah besar, berulang, dan beragam pada banyak SKU dan wilayah; istilah tersebut tidak dimaksudkan untuk mengklaim bahwa perusahaan telah menerapkan arsitektur komputasi big data terdistribusi.

Pemanfaatan analitik pada perusahaan distribusi dapat dilakukan pada beberapa tingkatan. Pada tingkat persediaan, pengelompokan item berdasarkan kontribusi nilai dapat membantu manajemen membedakan produk prioritas dan produk berkontribusi rendah. (Ulva dan Kholidasari, 2024) menunjukkan bahwa klasifikasi persediaan dapat menjadi dasar pengendalian stok yang lebih efektif. Pada tingkat peramalan, Christabel dan Trisnawarman (2024) menunjukkan bahwa analisis deret waktu dapat digunakan untuk memprediksi permintaan dan mendukung perhitungan reorder point serta economic order quantity. Sementara itu, (Ndruru dan Handoko, 2024) serta (Gosal, 2025) memperlihatkan bahwa pemanfaatan data historis dapat membantu perusahaan mengenali kecenderungan penjualan dan menekan risiko stockout maupun overstock.

Analitik juga relevan untuk memahami heterogenitas pasar. Perbedaan karakteristik wilayah dapat memunculkan variasi kontribusi dan preferensi produk. (Dewi dan Yulian, 2025) menekankan pentingnya pendekatan berbasis wilayah dalam optimalisasi distribusi consumer goods. Pada sisi lain, data transaksi dapat dieksplorasi untuk memahami pola pembelian dan hubungan antarkelompok produk, sebagaimana ditunjukkan (Muharmi et al, 2026) melalui penerapan algoritma Apriori pada data transaksi distributor FMCG. Literatur tersebut memperlihatkan bahwa data penjualan memiliki potensi yang luas untuk mendukung keputusan persediaan, pemasaran, distribusi, hingga pengembangan pelanggan.

CV. Mayindo Jaya Sukses merupakan distributor consumer goods yang melayani tiga saluran utama, yaitu traditional trade, modern trade, dan Horeca. Berdasarkan laporan internal, perusahaan bekerja sama dengan sekitar 25 principal dan mengelola 1.211 produk/SKU yang didistribusikan ke sembilan wilayah di Bali: Kota Denpasar serta Kabupaten Badung, Gianyar, Buleleng, Tabanan, Jembrana, Karangasem, Klungkung, dan Bangli. Data transaksi telah tersedia secara digital dan diproses melalui sistem operasional perusahaan, kemudian direkap kembali menggunakan Microsoft Excel oleh Bagian Proses Data. Namun, pemanfaatannya masih dominan untuk kebutuhan administrasi dan pelaporan rutin kepada principal. Kondisi ini menimbulkan kesenjangan antara besarnya potensi data dengan kedalaman informasi yang digunakan dalam pengambilan keputusan internal.

Kesenjangan tersebut terlihat pada tiga kebutuhan analitik utama. Pertama, perusahaan belum memiliki pemetaan kontribusi 1.211 SKU secara terstruktur untuk membedakan produk yang perlu dijaga ketersediaannya secara ketat dengan produk yang membutuhkan evaluasi. Kedua, perbedaan performa sembilan wilayah belum diintegrasikan ke dalam pengambilan keputusan pemasaran dan alokasi sumber daya. Ketiga, pola bulanan penjualan belum dimanfaatkan secara sistematis sebagai input perencanaan stok. Ketiga aspek ini penting karena konsentrasi produk, heterogenitas wilayah, dan fluktuasi waktu dapat terjadi secara bersamaan dan

memengaruhi efisiensi distribusi.

Berbeda dari studi terdahulu yang umumnya berfokus pada satu teknik analitik tertentu, penelitian ini mengintegrasikan tiga perspektif deskriptif dalam satu kasus distributor FMCG di Bali, yaitu kontribusi produk melalui klasifikasi ABC/Pareto, kontribusi dan preferensi berdasarkan wilayah distribusi, serta pola bulanan melalui indeks musiman sederhana. Integrasi tersebut digunakan bukan untuk membangun model prediktif, melainkan untuk menghasilkan diagnosis awal yang dapat langsung diterjemahkan menjadi prioritas manajerial. Pendekatan ini relevan bagi perusahaan yang telah memiliki data transaksi cukup besar tetapi belum mempunyai infrastruktur analitik lanjutan.

Berdasarkan uraian tersebut, tujuan penelitian adalah: (1) menganalisis konsentrasi kontribusi produk terhadap total penjualan; (2) membandingkan performa penjualan pada sembilan wilayah distribusi; (3) mengidentifikasi pola penjualan bulanan selama Juli 2025-Juni 2026; dan (4) merumuskan implikasi strategis bagi pengelolaan persediaan, pemasaran wilayah, dan pengembangan sistem informasi manajemen. Hasil penelitian diharapkan menjadi dasar transisi dari pelaporan administratif menuju pengambilan keputusan yang lebih sistematis dan berbasis bukti.

2. Metode

2.1 Desain dan Sumber Data

Penelitian menggunakan desain deskriptif kuantitatif dengan studi kasus pada CV. Mayindo Jaya Sukses. Data yang digunakan merupakan data sekunder penjualan perusahaan selama 12 bulan, yaitu Juli 2025 sampai Juni 2026. Data berasal dari pengolahan transaksi harian pada Bagian Proses Data. Ruang lingkup data mencakup tanggal transaksi, produk/SKU, wilayah distribusi, jumlah unit, dan nilai penjualan. Data agregat yang digunakan dalam artikel mencakup 1.211 SKU, sekitar 25 principal, dan sembilan wilayah distribusi di Bali.

Proses pengolahan dilakukan menggunakan Microsoft Excel karena perangkat tersebut merupakan alat yang digunakan dalam aktivitas operasional perusahaan. Sebelum analisis, data diperiksa kelengkapannya, dibersihkan dari ketidaksesuaian format, kemudian diagregasi berdasarkan produk, wilayah, dan bulan. Analisis bersifat deskriptif; penelitian tidak melakukan pengujian kausal maupun inferensial karena tujuan utama adalah menghasilkan pemetaan kinerja yang dapat digunakan sebagai dasar keputusan operasional dan strategis.

2.2 Teknik Analisis

Analisis pertama adalah kontribusi produk menggunakan pendekatan ABC/Pareto. Setiap produk diurutkan berdasarkan total nilai penjualan dari terbesar ke terkecil. Besarnya kontribusi produk dihitung dengan membagi nilai penjualan suatu produk terhadap total nilai penjualan seluruh produk, kemudian dinyatakan dalam persentase. Hasil pengolahan pada laporan perusahaan kemudian dikelompokkan menjadi kategori A, B, dan C untuk menunjukkan tingkat prioritas relatif. Pendekatan ABC digunakan karena memungkinkan pengelolaan persediaan memberikan perhatian yang berbeda sesuai nilai kontribusi item (Ulva & Kholidasari, 2024; Purnomo, 2025). Penggunaan klasifikasi ABC/Pareto sebagai dasar prioritas item juga ditemukan pada pengendalian persediaan sparepart, yang menunjukkan bahwa kelompok dengan nilai kumulatif tertinggi perlu memperoleh prioritas pengelolaan lebih besar (Halimaking et al., 2025).

Analisis kedua membandingkan performa wilayah dengan menghitung total nilai penjualan dan persentase kontribusi masing-masing dari sembilan wilayah. Selain nilai agregat, daftar produk terlaris per wilayah digunakan untuk membaca variasi preferensi pasar. Kontribusi wilayah dihitung sebagai total penjualan suatu wilayah dibagi total penjualan seluruh wilayah dikalikan 100%. Hasil ini digunakan untuk mengidentifikasi konsentrasi geografis penjualan dan kebutuhan strategi pemasaran yang lebih spesifik.

Analisis ketiga mengidentifikasi pola bulanan menggunakan indeks musiman sederhana. Nilai penjualan setiap bulan dibandingkan dengan rata-rata penjualan bulanan selama 12 bulan. Indeks dihitung dengan rumus: $\text{indeks bulan} = (\text{penjualan bulan} / \text{rata-rata penjualan bulanan}) \times 100\%$. Nilai di atas 100 menunjukkan penjualan berada di atas rata-rata periode observasi, sedangkan nilai di bawah 100 menunjukkan penjualan berada di bawah rata-rata. Pendekatan ini digunakan sebagai analisis deskriptif awal karena data hanya mencakup satu siklus tahunan. Literatur menunjukkan bahwa permintaan FMCG dapat berfluktuasi pada periode tertentu sehingga informasi temporal penting untuk perencanaan operasional (Widyanto et al., 2025).

Interpretasi hasil dilakukan dengan menghubungkan tiga dimensi analisis—produk, wilayah, dan waktu—dengan kebutuhan keputusan perusahaan. Rekomendasi yang dirumuskan dibatasi pada pengelolaan stok, pemasaran wilayah, standarisasi data, dashboard analitik, dan pengembangan BI. Analisis tidak mencakup margin keuntungan, biaya distribusi, ROI, ataupun model peramalan formal. Keterbatasan ini penting karena tingginya nilai penjualan belum tentu identik dengan tingkat profitabilitas yang tinggi.

3. Hasil

3.1 Kondisi Pemanfaatan Data Penjualan

Alur data perusahaan dimulai dari transaksi yang diinput tim penjualan melalui perangkat seluler, kemudian diimpor ke sistem operasional perusahaan dan diteruskan ke Bagian Proses Data. Pada tahap berikutnya, data dibersihkan, divalidasi, direkap dengan pivot table, dikelompokkan berdasarkan principal, wilayah, atau produk, lalu disusun menjadi laporan sesuai kebutuhan masing-masing principal. Mekanisme ini menunjukkan bahwa fondasi digital telah tersedia, tetapi pemanfaatan data masih berorientasi pada pelaporan daripada analitik keputusan.

Data penjualan telah tersedia secara digital dan melewati tahapan validasi, data cleaning, rekapitulasi pivot table, pengelompokan berdasarkan principal, wilayah, dan produk, serta penyusunan laporan periodik. Namun, pengolahan masih sangat bergantung pada Microsoft Excel dan belum didukung dashboard terintegrasi untuk membaca performa secara cepat pada level manajerial.

3.2 Konsentrasi Kontribusi Produk

Total nilai penjualan selama Juli 2025-Juni 2026 tercatat sebesar Rp220.187.044.601. Hasil klasifikasi menunjukkan konsentrasi yang kuat pada sebagian kecil SKU. Sebanyak 48 produk atau sekitar 4% dari seluruh SKU ditempatkan pada kategori A dan menghasilkan penjualan Rp133.499.653.860 atau sekitar 61% dari total penjualan. Kategori B terdiri atas 225 produk (19%) dengan nilai Rp72.281.833.167 atau sekitar 33%. Sementara itu, kategori C mencakup 938 produk (77%) dengan nilai Rp14.405.557.575 atau sekitar 7%. Persentase pada laporan dibulatkan sehingga jumlah persentase per kategori dapat berbeda tipis dari 100%.

Tabel 1. Klasifikasi kontribusi produk berdasarkan nilai penjualan

Kategori	Jumlah SKU	Proporsi SKU	Nilai penjualan	Kontribusi
A	48	4%	Rp133.499.653.860	61%
B	225	19%	Rp72.281.833.167	33%
C	938	77%	Rp14.405.557.575	7%
Total	1.211	100%	Rp220.187.044.601	100%

Sumber: Data penjualan CV. Mayindo Jaya Sukses (diolah, 2026).

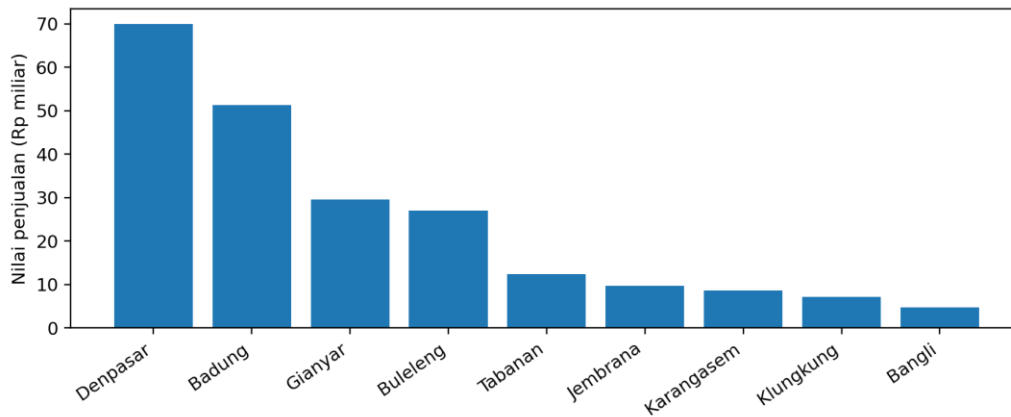
3.3 Performa Penjualan Berdasarkan Wilayah Distribusi

Penjualan menunjukkan konsentrasi geografis yang cukup kuat. Denpasar menjadi kontributor terbesar dengan nilai Rp69.970.522.034 atau 32% dari total penjualan. Badung berada pada posisi kedua dengan Rp51.237.089.160 atau 23%. Dengan demikian, dua wilayah tersebut secara bersama-sama menyumbang 55% dari penjualan perusahaan. Gianyar dan Buleleng masing-masing menyumbang 13% dan 12%, sedangkan lima wilayah lainnya memiliki kontribusi satu digit.

Tabel 2. Nilai dan kontribusi penjualan berdasarkan wilayah distribusi

Wilayah	Nilai penjualan	Kontribusi
Denpasar	Rp69.970.522.034	32%
Badung	Rp51.237.089.160	23%
Gianyar	Rp29.485.366.990	13%
Buleleng	Rp26.960.210.673	12%
Tabanan	Rp12.404.922.517	6%
Jembrana	Rp9.721.137.865	4%
Karangasem	Rp8.563.293.173	4%
Klungkung	Rp7.149.121.116	3%
Bangli	Rp4.695.381.072	2%

Sumber: Data penjualan CV. Mayindo Jaya Sukses (diolah, 2026).



Gambar 1. Perbandingan nilai penjualan sembilan wilayah distribusi

Sumber: Data penjualan CV. Mayindo Jaya Sukses (diolah, 2026).

Analisis produk terlaris juga menunjukkan variasi preferensi antardaerah. Produk RG15 muncul pada posisi teratas atau mendekati teratas di hampir seluruh wilayah. Produk ZF-PEBJF dominan di Denpasar, Badung, Buleleng, Jembrana, dan Bangli, sedangkan Gianyar menunjukkan kombinasi produk unggulan yang lebih berbeda, antara lain RG125, RG250, FH-HCC14, dan GM-KWC03NKA.

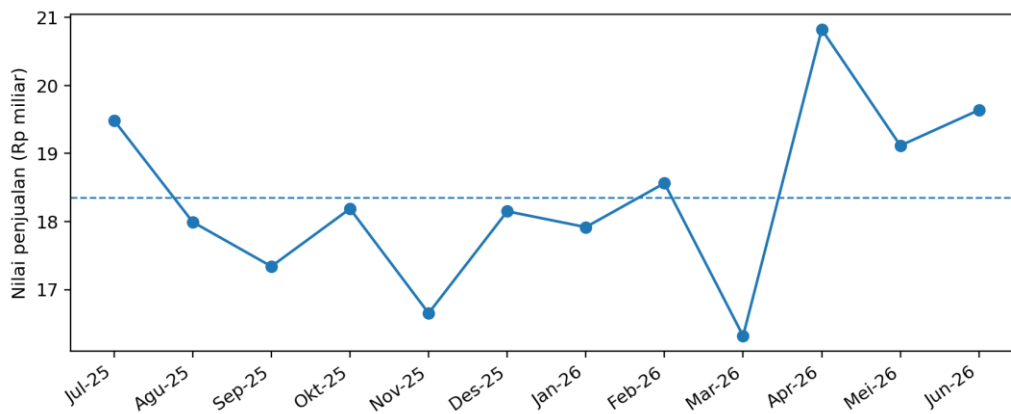
3.4 Pola Penjualan Bulanan

Rata-rata penjualan bulanan selama 12 bulan adalah Rp18.348.920.383. Nilai bulanan bergerak di sekitar rata-rata tersebut dengan rentang indeks 89%-113%. Penjualan terendah terjadi pada Maret 2026 sebesar Rp16.318.490.834 (indeks 89%), sedangkan penjualan tertinggi terjadi pada April 2026 sebesar Rp20.823.144.757 (indeks 113%). Juni 2026 juga mencatat tingkat yang relatif tinggi, yaitu Rp19.638.444.371 (indeks 107%).

Tabel 3. Penjualan bulanan dan indeks terhadap rata-rata 12 bulan

Bulan	Nilai penjualan	Indeks
Jul-25	Rp19.485.586.092	106%
Agu-25	Rp17.992.882.937	98%
Sep-25	Rp17.340.418.911	95%
Okt-25	Rp18.188.113.339	99%
Nov-25	Rp16.652.676.627	91%
Des-25	Rp18.149.868.375	99%
Jan-26	Rp17.917.825.690	98%
Feb-26	Rp18.563.172.051	101%
Mar-26	Rp16.318.490.834	89%
Apr-26	Rp20.823.144.757	113%
Mei-26	Rp19.116.420.617	104%
Jun-26	Rp19.638.444.371	107%

Sumber: Data penjualan CV. Mayindo Jaya Sukses (diolah, 2026).



Gambar 2. Tren nilai penjualan bulanan Juli 2025-Juni 2026

Sumber: Data penjualan CV. Mayindo Jaya Sukses (diolah, 2026).

4. Pembahasan

4.1 Pemanfaatan Data dan Kebutuhan Business Intelligence

Ketergantungan yang tinggi pada pengolahan manual menggunakan Excel menimbulkan tiga konsekuensi. Pertama, proses rekapitulasi untuk 1.211 SKU dan sembilan wilayah membutuhkan waktu serta ketelitian tinggi. Kedua, variasi format laporan meningkatkan risiko inkonsistensi antarperiode. Ketiga, tidak adanya dashboard terintegrasi membuat manajemen harus membaca banyak file sebelum memperoleh gambaran kinerja. Temuan ini memperkuat pentingnya BI sebagai lapisan yang mengubah data operasional menjadi informasi manajerial (Nabilla, 2021; Fahmi & Hidayat, 2022). Dari sisi infrastruktur, Wibowo et al. (2024) menekankan pentingnya penataan pipeline dan pemrosesan sumber data agar data dalam skala besar dapat diintegrasikan secara lebih konsisten. Artinya, sebelum perusahaan berpindah ke platform analitik yang lebih canggih, standarisasi struktur data dan proses integrasi perlu ditempatkan sebagai fondasi utama.

4.2 Implikasi Klasifikasi ABC/Pareto terhadap Persediaan

Pola tersebut menunjukkan bahwa portofolio penjualan perusahaan tidak terdistribusi secara merata. Temuan ini konsisten dengan logika Pareto bahwa sebagian kecil item biasanya memberikan porsi nilai yang besar, meskipun hasil empiris penelitian ini tidak harus identik secara literal dengan rasio 80/20. Konsentrasi 61% pada hanya 4% SKU memperlihatkan adanya kelompok produk yang sangat strategis bagi kesinambungan pendapatan perusahaan. Dalam praktik pengendalian persediaan, kondisi semacam ini menjadi alasan untuk menerapkan intensitas pengawasan yang berbeda antaritem (Ulva & Kholidasari, 2024; Purnomo, 2025). Hasil tersebut juga sejalan dengan (Halimaking et al, 2025), yang menggunakan analisis ABC berbasis prinsip Pareto untuk membedakan prioritas pengelolaan item persediaan.

Implikasi pertama adalah kategori A perlu memiliki tingkat ketersediaan yang paling terjaga. Risiko stockout pada kelompok ini berpotensi memberikan dampak yang lebih besar terhadap penjualan dibandingkan kekurangan stok pada produk berkontribusi rendah. Oleh sebab itu, monitoring stok, ketepatan reorder, koordinasi dengan principal, dan alokasi promosi harus lebih disiplin pada produk kategori A. Kategori B dapat dikelola dengan tingkat pengawasan menengah dan menjadi sumber potensial untuk didorong naik melalui promosi selektif. Dalam tahap berikutnya, klasifikasi kontribusi sebaiknya dihubungkan dengan parameter pemesanan dan biaya persediaan. (Rahmawati dan Sukoco, 2023) menunjukkan bahwa pendekatan Economic Order Quantity dapat digunakan untuk menekan biaya persediaan dan risiko stockout, sehingga informasi ABC dapat berfungsi sebagai tahap awal untuk menentukan item mana yang paling membutuhkan kebijakan pemesanan yang presisi.

Kategori C membutuhkan pendekatan yang lebih hati-hati. Rendahnya kontribusi penjualan tidak otomatis berarti seluruh produk harus dihentikan karena sebagian SKU mungkin berfungsi melengkapi portofolio, memenuhi kontrak dengan principal, atau memiliki margin yang tidak tercermin dalam data penjualan. Namun, jumlahnya yang mencapai 938 SKU menunjukkan perlunya evaluasi berkala terhadap perputaran stok, minimum order, lama penyimpanan, dan relevansi pasar. Keputusan penghentian produk sebaiknya dilakukan setelah menggabungkan data penjualan dengan margin, biaya persediaan, dan ketentuan kerja sama principal.

4.3 Implikasi Perbedaan Kinerja Wilayah

Dominasi Denpasar dan Badung dapat dibaca sebagai indikasi bahwa kapasitas pasar perusahaan sangat terkonsentrasi pada pusat aktivitas ekonomi dan pariwisata. Namun, data yang tersedia belum memisahkan kontribusi berdasarkan jumlah outlet, kepadatan pelanggan, frekuensi kunjungan sales, atau kategori channel. Karena itu, kontribusi wilayah tidak seharusnya langsung diartikan sebagai ukuran potensi pasar murni. Wilayah dengan penjualan rendah bisa memiliki basis pasar yang lebih kecil, tetapi juga mungkin belum memperoleh penetrasi yang optimal.

Analisis produk terlaris menunjukkan adanya variasi preferensi antardaerah. Produk RG15 muncul pada posisi teratas atau mendekati teratas di hampir seluruh wilayah, sehingga dapat dipandang sebagai produk dengan daya tarik relatif luas. Produk ZF-PEBJF dominan di Denpasar, Badung, Buleleng, Jembrana, dan Bangli, sedangkan Gianyar menunjukkan kombinasi produk unggulan yang lebih berbeda, antara lain RG125, RG250, FH-HCC14, dan GM-KWC03NKA. Perbedaan tersebut mendukung argumentasi bahwa strategi distribusi consumer goods perlu mempertimbangkan karakteristik geografis dan lokal, bukan menggunakan pendekatan seragam (Dewi & Yulian, 2025).

Dari sisi strategi, Denpasar dan Badung perlu dipertahankan melalui ketersediaan stok, kualitas layanan, dan frekuensi kunjungan sales yang konsisten karena gangguan pada dua wilayah ini akan memengaruhi sebagian besar penjualan perusahaan. Sementara itu, wilayah dengan kontribusi rendah memerlukan diagnosis lanjutan. Evaluasi harus membedakan antara keterbatasan potensi pasar dan kelemahan penetrasi. Data jumlah outlet aktif, tingkat repeat order, produktivitas sales, serta biaya distribusi per wilayah perlu diintegrasikan agar keputusan ekspansi tidak hanya bertumpu pada nilai penjualan.

4.4 Implikasi Pola Waktu terhadap Perencanaan Stok

Fluktuasi bulanan memperlihatkan bahwa perencanaan persediaan tidak ideal jika hanya menggunakan rata-rata tahunan secara statis. Maret dan November berada jauh di bawah rata-rata, sedangkan April, Juni, Juli, dan Mei berada di atas rata-rata. Literatur mengenai FMCG menegaskan bahwa fluktuasi permintaan dapat berkaitan dengan musim liburan, hari besar, promosi, dan perubahan aktivitas konsumen (Widyanto et al., 2025). Dalam konteks Bali, laporan internal mengaitkan penurunan Maret dengan periode Nyepi dan peningkatan Juni dengan rangkaian Galungan-Kuningan. April juga bertepatan dengan pemulihan aktivitas setelah periode libur. Namun, hubungan tersebut harus dibaca sebagai interpretasi kontekstual, bukan bukti kausal, karena penelitian ini hanya menggunakan satu tahun data dan tidak memasukkan variabel kalender secara statistik.

Temuan temporal memiliki dua implikasi. Pertama, perusahaan dapat menggunakan indeks historis sebagai alarm awal untuk menyesuaikan safety stock dan jadwal order pada bulan yang cenderung tinggi atau rendah. Kedua, perencanaan promosi sebaiknya dibedakan antara periode puncak dan periode lemah. Pada periode puncak, fokus utama adalah memastikan ketersediaan dan kapasitas distribusi. Pada periode lemah, promosi dapat diarahkan untuk mempercepat perputaran stok atau mendorong kategori yang berpotensi. Untuk tahap lanjutan, data beberapa tahun perlu dikumpulkan agar perusahaan dapat menerapkan model deret waktu yang lebih kuat. (Mustofa dan Fauzi, 2021) menunjukkan bahwa business intelligence dapat diintegrasikan dengan peramalan permintaan pada industri ritel, sedangkan Christabel dan Trisnawarman (2024) menunjukkan bahwa model ARIMA dapat digunakan untuk mengembangkan prediksi permintaan dan menghubungkannya dengan keputusan reorder point serta economic order quantity. Ndruru dan Handoko (2024) dan Gosal (2025) juga memperlihatkan bahwa data historis dapat digunakan untuk membangun estimasi penjualan dan kebutuhan stok dengan pendekatan yang lebih terstruktur dibandingkan perencanaan berbasis intuisi semata.

Nilai Desember 2025 dan Januari 2026 berada dekat dengan rata-rata, masing-masing memiliki indeks 99% dan 98%. Dengan demikian, data penelitian ini tidak mendukung klaim bahwa periode Natal dan Tahun Baru selalu menghasilkan lonjakan tinggi pada perusahaan. Temuan tersebut justru menunjukkan pentingnya keputusan berbasis data: asumsi musiman yang umum perlu diuji menggunakan perilaku penjualan aktual perusahaan, bukan diterapkan secara otomatis.

4.5 Sintesis Strategis dan Arah Pengembangan Analitik

Ketiga hasil analisis membentuk satu pola yang saling terkait. Konsentrasi produk menunjukkan bahwa tidak semua SKU membutuhkan tingkat perhatian yang sama. Konsentrasi wilayah menunjukkan bahwa alokasi tenaga pemasaran dan kapasitas distribusi perlu mempertimbangkan kontribusi geografis. Fluktuasi bulanan menunjukkan bahwa kebutuhan persediaan berubah sepanjang waktu. Jika ketiga dimensi hanya dilihat secara terpisah, perusahaan berisiko kehilangan kombinasi informasi yang paling bernilai, misalnya produk kategori A yang dominan di wilayah tertentu dan mengalami peningkatan pada bulan tertentu.

Tabel 4. Sintesis temuan dan implikasi strategis

Dimensi	Temuan utama	Implikasi keputusan
Produk	48 SKU kategori A menyumbang 61% penjualan	Prioritaskan ketersediaan, reorder, dan monitoring produk bernilai tinggi
Wilayah	Denpasar dan Badung menyumbang 55% penjualan	Pertahankan layanan pada wilayah utama dan lakukan diagnosis penetrasi wilayah rendah
Waktu	Indeks bulanan bergerak 89%-113%	Sesuaikan stok, promosi, dan kapasitas distribusi dengan pola bulanan
Sistem data	Pengolahan masih dominan manual di Excel	Standarisasi data dan dashboard sebagai tahap awal menuju BI

Sumber: Hasil analisis data penelitian (diolah, 2026).

Pada jangka pendek, perusahaan dapat memperkuat praktik yang sudah ada tanpa investasi sistem besar. Langkah pertama adalah standarisasi struktur row data, penamaan kolom, format tanggal, kode wilayah, dan kode SKU agar file antarperiode mudah digabungkan. Langkah kedua adalah membangun dashboard Excel yang menampilkan tren penjualan, kontribusi wilayah, dan klasifikasi produk dalam satu tampilan. Dashboard tersebut dapat dilengkapi slicer berdasarkan bulan, principal, wilayah, dan produk. Pendekatan ini sejalan dengan temuan Nabilla (2021) bahwa visualisasi BI membantu mengubah data mentah menjadi informasi yang lebih mudah dibaca untuk keputusan. Standardisasi data pada tahap awal juga konsisten dengan Wibowo et al. (2024), yang menunjukkan bahwa pengolahan sumber data dan pipeline merupakan bagian penting dari kesiapan analitik ketika volume serta keragaman data meningkat.

Pada jangka menengah, perusahaan dapat memperluas kompetensi staf melalui pelatihan Excel tingkat lanjut, Power Query, dan konsep business intelligence. Standard operating procedure (SOP) pengolahan data diperlukan agar aktivitas cleaning, validasi, dan pelaporan tidak bergantung pada kebiasaan individual. Pada tahap ini, indikator kinerja dapat dikembangkan lebih kaya dengan memasukkan jumlah outlet aktif, frekuensi transaksi, unit terjual, retur, dan persediaan. Data tersebut akan memperkuat interpretasi nilai penjualan dan mengurangi risiko keputusan yang terlalu sederhana. Prameswari et al. (2025) menunjukkan bahwa kematangan Supply Chain 4.0 berkaitan dengan kemampuan organisasi mengembangkan agility, resilience, dan absorptive capacity; karena itu, peningkatan kapabilitas SDM dan proses internal perlu berjalan bersama dengan adopsi teknologi.

Pada jangka panjang, adopsi platform BI dapat dipertimbangkan untuk mengotomatisasi integrasi dan visualisasi data. Neny (2024) menegaskan peran BI dan business analytics dalam optimasi operasional perusahaan distributor, sedangkan Fahmi dan Hidayat (2022) menempatkan BI sebagai proses yang mengintegrasikan pengumpulan, pengolahan, analisis, dan penyajian data untuk keputusan. Rasulong et al. (2026) menegaskan bahwa big data analytics menjadi kapabilitas digital strategis ketika terhubung dengan proses penciptaan nilai, dan Gunasekaran et al. (2017) menunjukkan bahwa manfaat analytics terhadap kinerja muncul ketika teknologi benar-benar diasimilasikan ke dalam proses organisasi. Pengembangan berikutnya dapat mengarah pada forecasting terstruktur, segmentasi pelanggan, dan association analysis. Lovia dan Ambarwati (2024) menunjukkan bahwa data historis dapat digunakan untuk segmentasi dan prediksi perilaku pelanggan, sedangkan Muharmi et al. (2026) memperlihatkan manfaat analisis pola pembelian untuk strategi cross-selling.

Meskipun demikian, transformasi data-driven sebaiknya dilakukan bertahap. Sistem yang lebih canggih tidak otomatis menghasilkan keputusan yang lebih baik jika kualitas data, definisi indikator, dan disiplin proses belum konsisten. Bahrami et al. (2022) juga menunjukkan bahwa manfaat analytics terhadap kinerja rantai pasok terkait dengan kemampuan organisasi menerjemahkan data menjadi resiliensi dan inovasi. Oleh karena itu, prioritas pertama bukan sekadar membeli platform, melainkan membangun tata kelola data yang stabil, meningkatkan kompetensi pengguna, dan memastikan manajemen menggunakan indikator yang sama dalam mengevaluasi kinerja.

4.6 Kontribusi dan Keterbatasan Penelitian

Kontribusi praktis penelitian terletak pada penyusunan kerangka diagnosis yang sederhana namun langsung dapat digunakan oleh distributor yang belum memiliki infrastruktur analitik lanjutan. Dengan data yang sama, perusahaan dapat mengidentifikasi SKU prioritas, konsentrasi wilayah, dan pola waktu sebagai dasar diskusi manajerial. Kontribusi akademiknya adalah menunjukkan bahwa integrasi analisis produk-wilayah-waktu dapat memberikan gambaran operasional yang lebih utuh daripada penggunaan satu dimensi analisis saja.

Penelitian memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, periode observasi hanya 12 bulan sehingga pola musiman belum dapat diuji sebagai pola berulang antar-tahun. Kedua, analisis menggunakan nilai penjualan dan belum memasukkan margin keuntungan, biaya distribusi, inventory holding cost, retur, maupun tingkat pelayanan. Ketiga, klasifikasi wilayah belum dinormalisasi berdasarkan jumlah outlet, populasi pelanggan, atau

intensitas kunjungan sales. Keempat, hubungan antara fluktuasi bulanan dan kalender lokal bersifat interpretatif karena tidak diuji dengan variabel eksternal. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data multi-tahun dan menggabungkan ukuran profitabilitas, service level, serta metode forecasting untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih presisi.

5. Kesimpulan

Pemanfaatan data penjualan CV. Mayindo Jaya Sukses menunjukkan bahwa data operasional yang sebelumnya dominan digunakan untuk pelaporan dapat menghasilkan informasi strategis ketika dianalisis berdasarkan produk, wilayah, dan waktu. Dari 1.211 SKU, 48 produk kategori A atau sekitar 4% SKU menyumbang 61% total penjualan, sedangkan 938 produk kategori C atau 77% SKU hanya menyumbang sekitar 7%. Temuan ini menegaskan perlunya prioritas pengelolaan persediaan yang berbeda. Secara geografis, Denpasar dan Badung menyumbang 55% penjualan, sementara variasi produk terlaris menunjukkan bahwa strategi pemasaran perlu menyesuaikan karakteristik wilayah. Secara temporal, indeks penjualan bulanan bergerak dari 89% hingga 113%, dengan titik terendah pada Maret 2026 dan tertinggi pada April 2026. Pola tersebut menunjukkan bahwa perencanaan stok perlu mempertimbangkan dinamika waktu dan kalender lokal, tetapi analisis multi-tahun tetap diperlukan sebelum menyimpulkan pola musiman yang bersifat permanen. Berdasarkan keseluruhan hasil, perusahaan direkomendasikan melakukan standardisasi data dan SOP, membangun dashboard Excel sebagai quick win, meningkatkan kompetensi analitik karyawan, lalu mengembangkan business intelligence dan forecasting secara bertahap. Strategi tersebut memungkinkan keputusan persediaan, pemasaran, dan distribusi menjadi lebih konsisten, terukur, dan berbasis bukti. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data multi-tahun dan mengintegrasikan indikator profitabilitas, service level, biaya distribusi, serta model forecasting agar hubungan antara konsentrasi produk, karakteristik wilayah, dan pola waktu dapat diuji dengan lebih presisi.

Ucapan Terima Kasih

Dalam proses penyusunan naskah ini, alat AI generatif digunakan secara terbatas untuk membantu penyesuaian format artikel dan penyuntingan bahasa. Seluruh data, analisis, interpretasi, dan tanggung jawab akhir atas isi naskah tetap berada pada penulis.

Referensi

- Bahrami, M., Shokouhyar, S., & Seifian, A. (2022). Big data analytics capability and supply chain performance: The mediating roles of supply chain resilience and innovation. *Modern Supply Chain Research and Applications*, 4(1), 62-84. <https://doi.org/10.1108/MS CRA-11-2021-0021>
- Christabel, M., & Trisnawarman, D. (2024). Implementasi algoritma ARIMA dalam prediksi permintaan penjualan PT X untuk optimasi reorder point dan economic order quantity. *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, 7(6), 1-9. <https://journal.ipm2kpe.or.id/index.php/INTECOM/article/view/12938>
- DataIndonesia.id. (2026, January 18). Pelaku usaha perdagangan di Indonesia didominasi oleh pedagang eceran pada 2024. *DataIndonesia.id*. <https://dataindonesia.id/industri-perdagangan/detail/pelaku-usaha-perdagangan-di-indonesia-didominasi-oleh-pedagang-eceran-pada-2024>
- Dewi, N. K., & Yulian, R. (2025). Strategi optimasi distribusi produk consumer goods berbasis analisis data spasial. *Jurnal Bisnis dan Teknologi*, 15(1), 33-42.
- Fahmi, M. R., & Hidayat, T. (2022). Strategi pemanfaatan business intelligence dalam optimasi rantai pasok perusahaan distribusi. *Jurnal Bisnis dan Manajemen Indonesia*, 10(3), 210-225.
- Gosal, A. (2025). Rancang bangun sistem peramalan penjualan dan optimalisasi stok menggunakan metode least square dan safety stock dengan metode pengembangan RAD. *Repository UPN Veteran Jawa Timur*. <https://repository.upnjatim.ac.id>
- Halimaking, M. A. A. B., Saputra, T., Yusdinata, Z., Wibowo, S. E., Sofyang, S., Zulkarnain, Z., Susanti, A. H., & Haviana, E. (2025). Analisis pengendalian persediaan sparepart motor menggunakan metode activity based costing (ABC) pada PT. XYZ. *Jurnal Industri Kreatif (JIK)*, 9(1). <https://doi.org/10.36352/jik.v9i01.1069>
- Kompas. (2025a, August 5). Pertumbuhan ekonomi RI kuartal II 2025 5,12 persen, ini penopangnya. *Kompas.com*. <https://money.kompas.com/read/2025/08/05/152009226/pertumbuhan-ekonomi-ri-kuartal-ii-2025-512-persen-ini-penopangnya>

- Kompas. (2025b, November 5). Pertumbuhan ekonomi Indonesia kuartal III 2025, apa saja penopangnya? Kompas.com. <https://money.kompas.com/read/2025/11/05/150049926/pertumbuhan-ekonomi-indonesia-kuartal-iii-2025-apa-saja-penopangnya>
- Kompas. (2025c, February 5). Ekonomi Indonesia 2025 tumbuh 5,03 persen, didorong konsumsi dan investasi. Kompas.com. <https://money.kompas.com/read/2025/02/05/080600026/ekonomi-indonesia-2025-tumbuh-5-03-persen-didorong-konsumsi-dan-investasi>
- Lovia, T. K., & Ambarwati, R. (2024). Data-driven strategies for fuel distribution in Indonesia: A case study of PT Pertamina Patra Niaga. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 13(1), 137-144.
- Muharmi, Y., Azwanti, N. N., & Amelia, D. (2026). Analysis of product purchase patterns using the Apriori algorithm on FMCG distributor transaction data in the Riau region. *Jurnal Pepadun*, 7(1). <https://pepadun.fmipa.unila.ac.id>
- Mustofa, A., & Fauzi, A. (2021). Implementasi business intelligence untuk peramalan permintaan pada industri ritel. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 14(2), 88-97.
- Nabilla, N. U. (2021). Pengembangan business intelligence pada sistem informasi distributor. *Jurnal AUTOMATA*, 2(2), 1-6. <https://journal.uui.ac.id/AUTOMATA/article/view/19503>
- Ndruru, S., & Handoko, K. (2024). Prediksi penjualan distributor CV. Lestari Mandiri Jaya menggunakan metode fuzzy Mamdani. *Jurnal Comasie*, 11(2), 1-9. <https://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/comasiejurnal/article/view/9029>
- Neny, A. (2024). Pengaruh bisnis analitik dan bisnis intelijen terhadap optimasi operasional sehingga meningkatkan kinerja keuangan distributor alat kesehatan di Indonesia. *Akuntansi'45: Jurnal Ilmiah Akuntansi*, 5(2), 1053-1089. <https://doi.org/10.30640/akuntansi45.v5i2.3476>
- Prameswari, A. A., Riezky, R. R., & Sudrajat, D. (2025). Supply Chain 4.0 maturity, agility, resilience and absorptive capacity: An empirical study in Indonesia. *J@ti Undip: Jurnal Teknik Industri*, 20(1), 33-41. <https://doi.org/10.14710/jati.20.1.33-41>
- Purnomo, A. (2025). Klasifikasi persediaan: ABC (Pareto), FMS, & VED analysis. *Universitas Logistik dan Bisnis Internasional*. <https://mmlog.ulbi.ac.id/2025/10/klasifikasi-persediaan-abc-pareto-fms.html>
- Purnomo, H., & Wibowo, A. (2022). Peran big data analytics dalam meningkatkan kinerja rantai pasok perusahaan distribusi. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 12(2), 110-119.
- Rahmawati, F., & Sukoco, B. M. (2023). Analisis pengendalian persediaan bahan baku menggunakan metode Economic Order Quantity (EOQ) pada perusahaan manufaktur. *Jurnal Manajemen dan Kewirausahaan*, 25(1), 45-56.
- Rasulong, I., Khaliq, A., Bintang, A., & Kahar, K. (2026). Artificial intelligence and big data analytics for sustainable value creation: A systematic review of digital capabilities across supply chains and industrial ecosystems. *Jurnal Studi Manajemen Organisasi*, 23(1), 88-114. <https://doi.org/10.14710/jsmo.v23i1.81899>
- Ulva, T., & Kholidasari, I. (2024). Pengendalian persediaan produk minuman kemasan menggunakan metode periodic order quantity dan economic order quantity di Toko SKD [Diploma thesis, Universitas Bung Hatta]. *Repositori Universitas Bung Hatta*. <http://repo.bunghatta.ac.id/22215/>
- Wibowo, I. R., Sani, R. R., Dewi, I. N., Alzami, F., Rizqa, I., Salam, A., Irawan, C., & Aqmala, D. (2024). Big data pipeline infrastructure design in MSME e-commerce systems with a focus on data source processing using orchestration tools. *Transmisi: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, 26(1), 48-54. <https://doi.org/10.14710/transmisi.26.1.48-54>
- Widyanto, I., Hakim, M. F., & Saputra, S. (2025). Strategi operasional untuk menghadapi fluktuasi permintaan per kuartal perusahaan FMCG. *Integrative Perspectives of Social and Science Journal (IPSSJ)*, 2(2), 2120-2129. <https://journal.ipm2kpe.or.id/index.php/COSTING/article/view/20369>.

How Cites

Waluyo, T., & Dharmayasa, I. . G. . N. . P. (2026). Pemanfaatan Analisis Big Data Penjualan untuk Mendukung Pengambilan Keputusan Strategis di Perusahaan Distributor CV. Mayindo Jaya Sukses. *Jurnal Ekonomi Bisnis, Manajemen Dan Akuntansi*, 5(2), 58-67. <https://doi.org/10.58477/ebima.v5i2.495>

Publisher's Note

Yayasan Pendidikan Mitra Mandiri Aceh (YPPMA) remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations. Submit your manuscript to YPMMA Journal and benefit from: <https://journal.ypmma.org/index.php/ebima>.